



PENERAPAN MACHINE LEARNING UNTUK ANALISIS SENTIMEN PROGRAM MBG PADA PLATFORM X DAN YOUTUBE

Putra Muamar¹, Hildan Zafa Riyadi², Raka Satria Gumilang Raya³, Ika Kurniawati⁴, Waeisul Bismi⁵,
Riza Fahlapi⁶

Universitas Bina Sarana Informatika, Daerah Khusus Ibukota Jakarta, Indonesia

Penulis Korespondensi: ika.iki@bsi.ac.id

ABSTRAK

Program Makan Bergizi Gratis (MBG) merupakan kebijakan nasional yang bertujuan meningkatkan kualitas gizi anak sekolah dan menekan angka stunting. Implementasi program ini menimbulkan beragam respons di media sosial yang mencerminkan persepsi publik terhadap efektivitas kebijakan. Penelitian ini bertujuan menganalisis sentimen masyarakat terhadap Program MBG berdasarkan data dari platform X dan YouTube serta membandingkan kinerja model Support Vector Machine (SVM), Random Forest, dan Long Short-Term Memory (LSTM). Data dikumpulkan melalui teknik *web scraping* dan diproses melalui tahapan pra-pemrosesan dan ekstraksi fitur menggunakan metode *Term Frequency-Inverse Document Frequency* (TF-IDF), ulasan dikategorikan menjadi 3 kelas sentimen positif, negatif, dan netral. Evaluasi model diukur menggunakan metrik akurasi, presisi, recall, dan F1-score. Model Random Forest menunjukkan kinerja yang unggul, mencapai akurasi, sebesar 87,2%. LSTM memperoleh performa yang cukup tinggi dengan akurasi, recall, dan recall sebesar 81,8% serta 81,7 untuk F1-score. Sementara SVM memiliki performa yang rendah dibanding kedua model lainnya, dengan akurasi, presisi, recall, dan F1-score sebesar 79,1%. Hasil studi menunjukkan bahwa Random Forest terbukti lebih stabil terhadap variasi data seperti teks dan penanganan data tidak seimbang, serta lebih tahan terhadap *overfitting*. Studi ini diharapkan dapat memberikan tinjauan komparatif dari tiga algoritma populer untuk analisis sentimen dan dapat digunakan sebagai referensi untuk memilih metode klasifikasi untuk ulasan berbahasa Indonesia.

Kata Kunci: Analisis Sentimen, LSTM, Makan Bergizi Gratis, Random Forest, SVM.

Riwayat Artikel :

Tanggal diterima : 22-01-2026

Tanggal terbit : 03-02-2026

Kadafi, P. M., Riyadi, H. Z., Raya, R. S. G., Ika Kurniawati, Waeisul Bismi, & Riza Fahlapi. (2026). PENERAPAN MACHINE LEARNING UNTUK ANALISIS SENTIMEN PROGRAM MBG PADA PLATFORM X DAN YOUTUBE . INFOTECH Journal, 12(1), 67–74. <https://doi.org/10.31949/infotech.v12i1.17472>



1. PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Kesehatan dan gizi anak adalah faktor mendasar yang memengaruhi kualitas SDM anak dan pembangunan jangka panjang sosial dan ekonomi suatu negara. Ada bukti yang kuat bahwa memberikan gizi yang memadai selama fase pembangunan utama dalam kehidupan masa kanak-kanak awal dan masyarakat dasar menghasilkan manfaat besar bagi perkembangan kognitif, kesehatan jangka panjang, dan produktivitas di kemudian hari (Schultz et al., 2021).

Sebagai respons terhadap permasalahan gizi dan stunting, pemerintah Indonesia meluncurkan Program Makan Bergizi Gratis (MBG) yang ditujukan bagi anak sekolah serta kelompok rentan lainnya. Program ini diharapkan mampu menjadi intervensi strategis dalam meningkatkan kualitas gizi, kesehatan, dan kesejahteraan masyarakat. Namun demikian, implementasi kebijakan publik berskala nasional tidak terlepas dari tantangan di lapangan, baik dari aspek teknis, distribusi, maupun pengawasan, sehingga memunculkan beragam respons dari Masyarakat (Herniati & Hamzanwadi Pancor Lombok Timur, 2025).

Di era digital, media sosial berperan penting sebagai ruang diskusi publik yang merefleksikan opini, dukungan, maupun kritik masyarakat terhadap kebijakan pemerintah. Platform seperti X (Twitter) dan YouTube menjadi saluran utama masyarakat dalam menyampaikan pandangan mereka secara terbuka dan real time. Beragamnya opini yang muncul menunjukkan bahwa persepsi publik terhadap Program Makan Bergizi Gratis bersifat dinamis dan tidak selalu seragam, sehingga perlu dipahami secara objektif dan sistematis (Indrajat et al., 2025). Studi yang dilakukan (Mukarom et al., 2026) mengungkapkan bahwa persepsi publik terhadap program MBG bersifat beragam, di mana dukungan positif sering kali diiringi dengan kritik dan kekhawatiran terkait efektivitas pelaksanaan di lapangan. Kondisi tersebut menunjukkan bahwa keberhasilan program MBG tidak hanya ditentukan oleh tujuan kebijakan, tetapi juga oleh persepsi dan penerimaan masyarakat. Oleh karena itu, analisis terhadap opini publik menjadi aspek penting dalam mengevaluasi keberlanjutan dan efektivitas kebijakan MBG. Hingga saat ini, evaluasi terhadap persepsi masyarakat terhadap Program Makan Bergizi Gratis masih banyak didasarkan pada opini subjektif dan narasi media, tanpa dukungan pemetaan sentimen berbasis data yang komprehensif. Kondisi tersebut menimbulkan kebutuhan akan pendekatan ilmiah yang mampu mengolah data opini publik secara terstruktur dan akurat.

Analisis sentimen merupakan salah satu cabang *Natural Language Processing* (NLP) yang bertujuan untuk mengidentifikasi, mengekstraksi, dan mengklasifikasikan opini atau sikap seseorang

terhadap suatu objek ke dalam kategori sentimen tertentu, seperti positif, negatif, atau netral (Medhat et al., 2014). Pendekatan ini banyak digunakan untuk memahami persepsi publik terhadap produk, layanan, maupun kebijakan pemerintah. Media sosial menjadi sumber data utama dalam analisis sentimen karena menyediakan data teks dalam jumlah besar yang merepresentasikan opini masyarakat secara spontan dan real-time. Platform seperti X (Twitter) dan YouTube memiliki karakteristik berbeda namun saling melengkapi. X cenderung menampilkan opini singkat dan reaktif, sedangkan YouTube menyediakan komentar yang lebih panjang dan reflektif. Kedua platform tersebut memiliki peran signifikan dalam membentuk dan merefleksikan opini publik terhadap isu nasional (Indrajat et al., 2025).

Analisis sentimen atau *opinion mining* adalah proses untuk menemukan opini dari suatu teks terhadap topik, isu, produk, dan sebagainya. Terdapat jumlah pengguna yang sangat besar pada media sosial seperti Twitter, Facebook, Instagram, Youtube dan mereka secara aktif mengekspresikan pendapat/opini (Kurniawati & Pardede, 2018). Analisis ini sering digunakan untuk mengetahui bagaimana respons pengguna terhadap suatu produk yang beredar di pasar (Utami, 2022). Selain itu, analisis sentimen merupakan proses ekstraksi otomatis yang bertujuan untuk mengidentifikasi sikap, opini, dan emosi yang terkandung dalam data tekstual (Ramanda et al., 2024).

Sejumlah penelitian sebelumnya telah mengkaji analisis sentimen terhadap program pemerintah, termasuk program makan gratis, dengan memanfaatkan data dari media sosial. Penelitian oleh (Mukarom et al., 2026) mengkaji sentimen terhadap program MBG di Twitter dengan pendekatan berbasis aspek, namun masih terbatas pada satu platform media sosial dan satu jenis pendekatan utama. Meskipun penelitian-penelitian tersebut memberikan kontribusi awal dalam memahami opini publik, sebagian besar studi masih berfokus pada satu platform media sosial dan menggunakan algoritma *machine learning* konvensional. Penelitian yang mengintegrasikan data lintas platform, khususnya X dan YouTube, serta membandingkan performa algoritma *machine learning* dan *deep learning* secara komprehensif masih relatif terbatas.

Penelitian yang menggunakan pendekatan *deep learning* diantaranya (Tamami et al., 2025) menunjukkan bahwa model LSTM lebih unggul dibanding LSTM berbasis SMOTE. Hal ini mengindikasikan bahwa LSTM mampu menangani ketidakseimbangan kelas secara efektif tanpa perlu penambahan data sintesis, serta lebih optimal dalam mempelajari pola asli data sentimen. Analitik lanjutan menggunakan LSTM mampu meningkatkan proses dengan menangani data berurutan secara efektif serta menangkap ketergantungan jangka panjang dalam teks, sehingga dapat memberikan pemahaman yang lebih

mendalam terhadap sentimen pengguna (Rahman et al., 2021).

Penerapan *machine learning* telah banyak dilakukan untuk analisis sentiment diantaranya oleh (Mariska et al., 2025), pemilihan SVM dan Random Forest didasarkan pada efektivitasnya yang telah terbukti dalam tugas klasifikasi teks, dengan SVM unggul dalam menangani data berdimensi tinggi dan Random Forest dikenal karena stabilitasnya dalam menghasilkan performa yang andal. Sementara hasil penelitian (Dermawan et al., 2025) SVM dengan kernel RBF menunjukkan performa terbaik dibanding performa Naïve Bayes dan LSTM untuk analisis sentiment terhadap Coretax. Penelitian lain juga menunjukkan efektivitas SVM dalam mengklasifikasikan sentimen teks berbahasa Indonesia secara akurat dan konsisten (Nugroho et al., 2025). Keunggulan SVM adalah kemampuannya dalam menangani ruang berdimensi tinggi (*high-dimensional space*) dan ruang vektor dokumen (*vector document space*) (Nugraha, 2022).

Random Forest sebagai metode *ensemble learning*, menawarkan keunggulan dalam mengurangi overfitting serta meningkatkan akurasi klasifikasi melalui penggabungan beberapa Decision Tree (Mariska et al., 2025). Selanjutnya penelitian oleh (Wayan et al., 2024) menunjukkan hasil bahwa Random Forest merupakan metode yang efektif, dengan kinerja yang lebih stabil serta kemampuan penanganan ketidakseimbangan kelas yang lebih baik dibandingkan Naïve Bayes. Hasil penelitian lain juga mengonfirmasi bahwa model berbasis *ensemble* lebih sesuai dengan karakteristik teks berbahasa Indonesia yang memiliki variasi leksikal yang tinggi. Random Forest mencapai akurasi yang lebih tinggi dibandingkan Decision Tree, dengan mengkombinasikan metode TF-IDF dan Bag of Words menghasilkan akurasi tertinggi pada kedua model (Tsaqif & Maharani, 2025).

Berdasarkan berbagai penelitian yang telah diuraikan, studi analisis sentimen masih didominasi oleh penggunaan algoritma klasik seperti Naïve Bayes, SVM, Random Forest, serta analisis sentimen mengenai program MBG umumnya terbatas pada satu data/platform. Di sisi lain hingga saat ini, belum banyak studi yang secara komprehensif membandingkan efektivitas algoritma klasik dengan model *deep learning* seperti LSTM, yang memiliki keunggulan dalam memproses data sekuensial dan konteks panjang. Penelitian ini dilakukan untuk mengatasi kesenjangan tersebut dengan melakukan analisis sentimen lintas platform menggunakan data dari X dan YouTube serta menerapkan pendekatan komparatif antara SVM, Random Forest, dan LSTM.

Tujuan utama penelitian ini adalah mengevaluasi performa dan efektivitas algoritma klasik dengan algoritma *deep learning* untuk mengklasifikasikan opini ke dalam 3 kategori, yaitu positif, netral, dan negatif. Selain itu, penelitian ini juga menganalisis kata-kata dominan melalui visualisasi *word cloud* untuk memahami persepsi publik terhadap MBG.

Sehingga, penelitian ini diharapkan dapat memberikan pemahaman yang lebih komprehensif mengenai opini publik.

1.2. Tinjauan pustaka

1) Random Forest

Random Forest merupakan algoritma klasifikasi berbasis *ensemble learning* yang membangun sejumlah pohon keputusan secara acak dari subset data dan fitur. Setiap pohon menghasilkan suatu prediksi, dan hasil akhir ditentukan melalui mekanisme voting. Pendekatan ini menjadikan Random Forest lebih stabil terhadap variasi data serta lebih tahan terhadap overfitting, terutama ketika diterapkan pada data dengan jumlah fitur yang besar seperti teks (Tsaqif & Maharani, 2025).

Model Random Forest menghasilkan banyak pohon keputusan, dan seiring dengan meningkatnya jumlah data, jumlah pohon yang dibangun juga bertambah. Random Forest memiliki beberapa keunggulan, salah satunya adalah kemampuannya dalam meningkatkan akurasi meskipun terdapat data yang hilang. Selain itu, Random Forest juga mencakup proses seleksi fitur yang bertujuan untuk memilih fitur terbaik sehingga dapat meningkatkan kinerja model klasifikasi. Terdapat tiga tahapan utama dalam metode Random Forest, yaitu: (1) melakukan bootstrap sampling untuk membangun pola prediksi; (2) setiap pohon keputusan melakukan prediksi menggunakan prediktor yang dipilih secara acak; dan (3) Random Forest menghasilkan prediksi akhir dengan mengombinasikan hasil dari seluruh pohon keputusan melalui mekanisme *majority voting* untuk klasifikasi atau nilai rata-rata untuk regresi (Alsaber et al., 2021) (Rahmatullah et al., 2025).

2) Support Vector Machine (SVM)

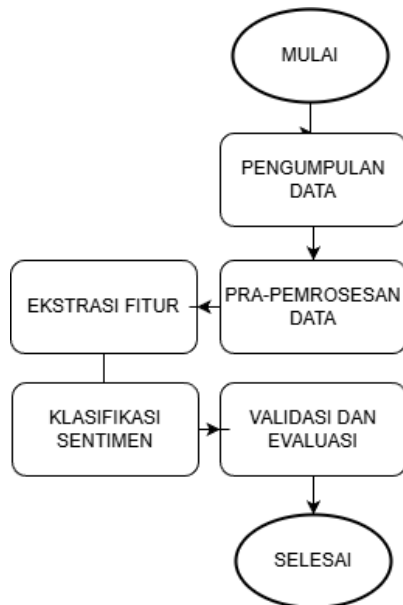
SVM merupakan metode yang banyak digunakan dan berpengaruh dalam menyelesaikan permasalahan klasifikasi. Metode ini pertama kali diperkenalkan pada tahun 1992 dalam *Workshop on Computational Learning Theory* dan didasarkan pada teori komputasi seperti margin hiperbidang (*hyperplane margins*). SVM adalah metode klasifikasi berbasis *linear classifier* yang menyelesaikan permasalahan menggunakan persamaan Lagrangian, yaitu bentuk dual dari SVM melalui *quadratic programming*. Metode ini dianggap sebagai alternatif terhadap SVM standar karena efisiensinya dalam memproses data berskala besar (Pisner & Schnyer, 2020). SVM merupakan algoritma klasifikasi yang bekerja dengan mencari garis atau bidang pemisah terbaik (*hyperplane*) untuk memisahkan data ke dalam kelas-kelas yang berbeda. SVM dikenal efektif dalam menangani data berdimensi tinggi, seperti data teks hasil ekstraksi TF-IDF, karena mampu membentuk batas pemisah yang optimal antar kelas (Makhtum & Muhajir, 2023).

3) Long Short-Term Memory (LSTM)

Pendekatan *deep learning* semakin banyak digunakan untuk meningkatkan performa analisis sentiment. LSTM merupakan salah satu variasi dari RNN (Hochreiter & Schmidhuber, 1997). Metode LSTM dengan kelebihan, diantaranya mampu menyimpan informasi jangka panjang, membaca, serta memperbarui informasi sebelumnya dan juga mampu menangani masalah vanishing gradient dalam pelatihan yang biasanya terjadi pada metode variasi RNN yang lainnya (Feldman & Sanger, 2007). LSTM dirancang untuk memproses data sekuensial berbasis deret waktu, seperti ulasan teks, dengan menangkap hubungan temporal antar kata (Tamami & Arifin, 2024). Model ini dirancang untuk menangkap ketergantungan temporal dalam teks ulasan guna memprediksi sentimen pada seluruh kelas, yaitu negatif, netral, dan positif.

2. METODE

Penelitian ini terdiri dari beberapa tahapan utama, mulai dari pengumpulan data hingga evaluasi hasil klasifikasi. Setiap tahapan dilakukan secara berurutan sehingga proses analisis berjalan secara sistematis. Alur lengkap tahapan penelitian ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1. Diagram Alir Tahapan Penelitian

1. Pengumpulan Data

Tahap awal dari proses yaitu dengan mengumpulkan data dari Twitter atau X dan komentar Youtube, pada twitter pengumpulan data menggunakan TwitterHarvest, sebuah tool untuk mengumpulkan signifikan data atau lebih atau biasa disebut teknik *scraping*, data yang diambil dapat ditemukan berdasarkan kata kunci yang akan diproses seperti “MBG”, “Makan Siang Gratis”, “Program MBG”,

dengan proses pemfilteran kosakata bahasa Indonesia (lang:id). Dataset Penelitian yang dikumpulkan sebanyak 9.097 data berbahasa Indonesia pada rentang waktu 07 September 2025 hingga 01 Desember 2025. Atribut yang ada pada dataset tersebut adalah waktu, nama user, teks (tweet), dan user location. Pada penelitian analisis sentimen ini hanya atribut teks/opini yang digunakan sebagai fokus penelitian.

2. Pra-pemrosesan Data

Tahapan pra-pemrosesan dilakukan untuk meningkatkan kualitas data teks, meliputi cleansing atau pembersihan teks dari simbol, URL, dan karakter tidak relevan, case folding atau konversi huruf ke huruf kecil, tokenisasi, normalisasi, *filtering*, dan *stemming*. Dataset yang telah melalui pra-pemrosesan kemudian dilakukan pelabelan secara manual yang dibagi berdasarkan 3 kelas, yaitu positif, negatif, dan netral.

3. Ekstraksi Fitur

Data teks yang telah diproses selanjutnya diubah ke dalam bentuk numerik menggunakan metode *Term Frequency-Inverse Document Frequency* (TF-IDF) agar dapat diproses oleh algoritma klasifikasi. Penggunaan metode ekstraksi fitur seperti TF-IDF juga menjadi bagian penting dalam analisis sentimen berbasis machine learning. TF-IDF memberikan bobot pada kata berdasarkan tingkat kepentingannya dalam dokumen, sehingga membantu model dalam membedakan kata-kata yang relevan terhadap sentimen tertentu (Nurwanda et al., 2024).

4. Penerapan Model Klasifikasi

Tahap klasifikasi dalam penelitian ini dilakukan menggunakan dua algoritma *machine learning* yaitu SVM dan Random Forest serta *deep learning* (LSTM). Pemilihan algoritma ini didasarkan pada rekam jeaknya yang terbukti dalam tugas analisis sentimen dan kemampuannya untuk menangani sejumlah besar data teks.

a. SVM: Dalam penelitian ini, SVM diimplementasikan menggunakan LinearSVC dengan kernel linear, yang efisien untuk data teks TF-IDF. Tidak ada pengaturan *hyperparameter* tambahan yang dilakukan sehingga konfigurasi mencerminkan kinerja dasar model.

b. Random Forest: Random Forest digunakan dengan parameter, yaitu `n_estimators = 200`, `random_state=42`, selain itu tidak ada penyetelan tambahan untuk menjaga konsistensi evaluasi.

c. LSTM: LSTM merupakan arsitektur *recurrent neural network* yang sangat bergantung pada konfigurasi *hyperparameter* seperti jumlah unit dan dropout. Literatur menunjukkan bahwa fungsi aktivasi dasar seperti tanh dan sigmoid sering digunakan karena stabilitasnya pada sekuens Panjang (Goodfellow et al., 2016). Dalam implementasi Keras/TensorFlow, parameter yang digunakan adalah `activation='softmax'`, `optimizer='adam'`, `epoch=5`.

5. Validasi dan Evaluasi

Evaluasi kinerja model dilakukan menggunakan metrik akurasi, presisi, recall, dan F1-score, serta confusion matrix untuk menilai kemampuan masing-masing model dalam mengklasifikasikan sentimen. Rumus perhitungan ditunjukkan pada persamaan berikut:

$$Accuracy = \frac{(TN+TP)}{(TN+FN+TP+FP)} \tag{1}$$

$$Precision = \frac{TP}{(TP+FP)} \tag{2}$$

$$Recall = \frac{TP}{(TP+FN)} \tag{3}$$

$$F1 - Score = 2 \times \frac{(Precision \times Recall)}{(Precision + Recall)} \tag{4}$$

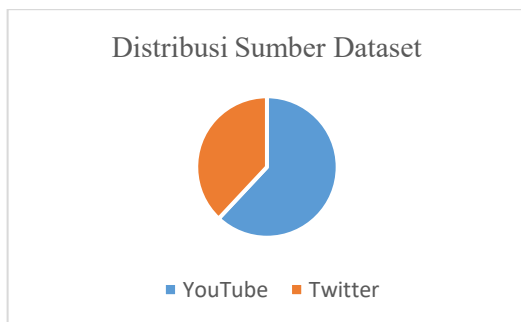
Keterangan:

- TP: True Positif
- TN: True Negatif
- FP: False Positif
- FN: False Negatif

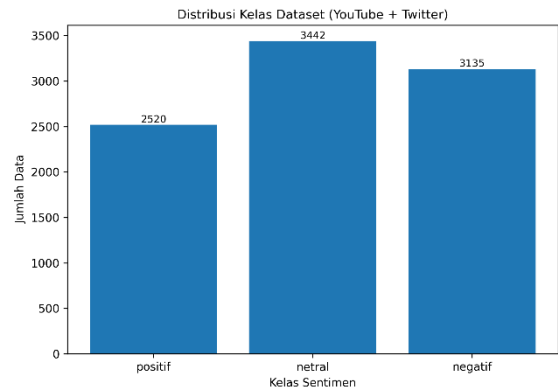
3. PEMBAHASAN

3.1. Pengumpulan Data

Pengumpulan data dilakukan dengan menerapkan teknik web scraping pada platform Twitter (X) dan Youtube. Pengambilan data dilakukan berdasarkan kata kunci yang relevan dengan Program Makan Bergizi Gratis serta difilter menggunakan parameter Bahasa Indonesia (lang:id). Dataset Penelitian yang dikumpulkan sebanyak 9.097 ulasan berbahasa Indonesia terdiri dari 2520 positif, 3442 netral, dan 3135 negatif, data diambil pada rentang waktu 07 September 2025 hingga 01 Desember 2025. Atribut yang ada pada dataset tersebut adalah waktu, nama user, teks (tweet), dan user location. Pada penelitian analisis sentimen ini hanya atribut teks/opini yang digunakan sebagai fokus penelitian. Hasil pengumpulan dan distribusi data ditunjukkan pada gambar 2 dan 3.



Gambar 2. Distribusi Sumber Dataset



Gambar 3. Distribusi Kelas

3.2. Pre-processing Data

Setelah data dikumpulkan melalui teknik *scraping*, secara umum data harus melalui pemisah kata, pada proses ini data harus valid dan dapat diproses secara sistematis oleh mesin, preprocessing data krusial, karena dapat menghambat proses analisa oleh *machine learning*, dan keakuratan pada sebuah data. tahapan pre-processing data terbagi menjadi beberapa tahapan, yaitu.

a. Case folding

Case folding berfungsi mengubah kata menjadi kecil, karena mesin menganalisa kata “Makan Bergizi Gratis”, “makan bergizi gratis”, “MBG” dianggap berbeda seperti “Makan Bergizi Gratis” menjadi “makan bergizi gratis”

b. Cleansing

Cleansing atau pembersihan data bertujuan untuk membersihkan kata yang tidak diperlukan untuk di proses oleh mesin, kata yang di bersihkan atau tidak memiliki arti dan tidak dapat diklasifikasi, seperti Angka, Tanda Baca, Simbol Unik, Karakter khusus, URL.

c. Tokenisasi

Pada sebuah data harus dipecah dengan beberapa bagian, khususnya pada paragraf yang relatif panjang, dengan dipecah menjadi beberapa kata, data dapat dianalisa lebih akurat.

d. Normalisasi

Umumnya pada komentar atau tweet, menggunakan kata atau kalimat yang tidak baku atau bahasa gaul, Normalization berfungsi mengubah rangkaian kata yang tidak baku, menjadi baku seperti “dmna” menjadi “dimana”, “ornng” menjadi “orang”.

e. Filtering

Filtering berfungsi menyaring atau menghapus kata yang tidak penting atau tidak memiliki arti dalam menentukan kategori sentimen seperti “yang”, “di”, “ke”, “yaitu”.

f. Stemming

Mengubah yang memiliki makna kata kerja menjadi kata dasar. Contoh : “memakan” menjadi “makan” , “bergizi” menjadi “gizi”, “memburuk” menjadi “buruk”.

3.3. Pelabelan data

Pelabelan pada penelitian ini menggunakan pendekatan lexicon-based sentiment analysis sebagai metode berbasis aturan (rule-based) yang berfungsi sebagai model baseline. Metode ini menentukan polaritas suatu teks dengan memanfaatkan kamus sentimen (lexicon) yang berisi daftar kata Bahasa Indonesia beserta skor sentimennya. Skor total teks dihitung dengan menjumlahkan skor masing-masing kata. Jika skor total bernilai positif maka teks diklasifikasikan sebagai positif, jika negatif maka diklasifikasikan sebagai negatif, dan jika bernilai nol maka dikategorikan sebagai netral. Tabel 1 menyajikan contoh data yang mencakup teks mentah, hasil pra-pemrosesan, dan label sentiment.

Tabel 1. Hasil pelabelan

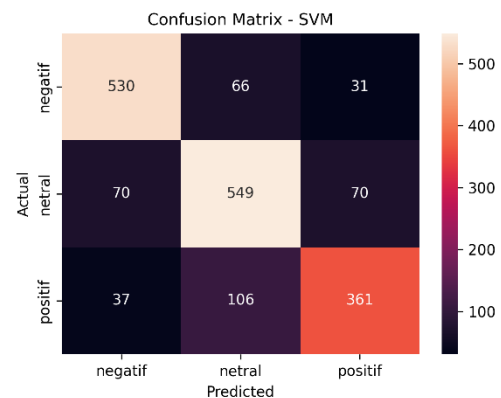
| Data | Text Processing | Label | Sumber |
|---|--|---------|---------|
| ladang subur utk koruptor | Ladang subur untuk koruptor | negatif | Youtube |
| program makan racun gratis | program makan racun gratis | negatif | Youtube |
| Kawal bnar program | Kawal benar program | netral | Youtube |
| Salah program yg absurd | Salah program yang absurd | netral | Youtube |
| dukung program krn tdk mubazir | Dukung program karena tidak mubazir | positif | Youtube |
| bagus moga sukses trimakasih info nya sukses prabowo amin | bagus moga sukses trimakasih info nya sukses prabowo amin | positif | Youtube |
| @prabowo . Bergizi apaan. Itu program makan gratis bersyukur | bergizi apa. itu program makan gratis bersyukur | negatif | Twitter |
| himbawan sebby sambom juru bicara #tpnpb-opm makan bergizi gratis (mbg) program presiden prabowo itu ada racun. mbg indonesia akan lakukan genosida membunuh anak-anak papua dengan racun ada dalam makanan. #papua #papuaviral https://t.co/ovkcuybiwh | makan bergizi gratis (mbg) program presiden prabowo itu ada racun. mbg indonesia akan lakukan genosida membunuh anak-anak papua dengan racun ada dalam makanan | negatif | Twitter |
| alhamdulillah mangkrak trimakasih pak prabowo. kita lebih butuh makan bergizi bukan ikn busuk | alhamdulillah mangkrak trimakasih pak prabowo. kita lebih butuh makan bergizi bukan ikn busuk | negatif | Twitter |
| yth bp presiden @prabowo mohon utk menghentikan program makan bergizi utk anak2 sekolah. tp alihkan dana tsb utk listrik murah spt yg sdh bp lakukan dlm 2 bln ini. yg sdh bp lakukan dlm 2 | mohon utk menghentikan program makan bergizi utk anak2 sekolah. tp alihkan dana tsb utk listrik murah spt yg sdh bp lakukan dlm 2 bln ini. biaya yg biasanya utk | netral | Twitter |

| | | | |
|--|---|---------|---------|
| bln ini. biaya yg biasanya utk byr listrik bs utk membeli bhn makanan bergizi utk anak2 dr klg biasa dn yg kurang | byr listrik bs utk membeli bhn makanan bergizi utk anak2 dr klg biasa dn yg kurang | | |
| makan bergizi gratis membawa banyak manfaat #makanbergizi #keluargasehat #nutrisiseimbang #tumbuhkembanganak #komunikasiawal #isipiringku #gayahidupsehat #polamakansihat #nutrisioptimal #kesehatananak https://t.co/lbxfjly2m | makan bergizi gratis membawa banyak manfaat | positif | Twitter |
| @prabowo sungguh langkah yang luar biasa! program makan bergizi gratis ini tentu memberikan dampak positif bagi anak-anak tidak hanya dari segi kesehatan tetapi juga dari segi pendidikan. makanan bergizi sangat penting untuk mendukung tumbuh kembang anak-anak agar mereka bisa belajar | sungguh langkah yang luar biasa! program makan bergizi gratis ini tentu memberikan dampak positif bagi anak-anak tidak hanya dari segi kesehatan tetapi juga dari segi pendidikan. makanan bergizi sangat penting untuk mendukung tumbuh kembang anak-anak agar mereka bisa belajar | positif | Twitter |

3.4. Evaluasi Model

a. Evaluasi Model SVM

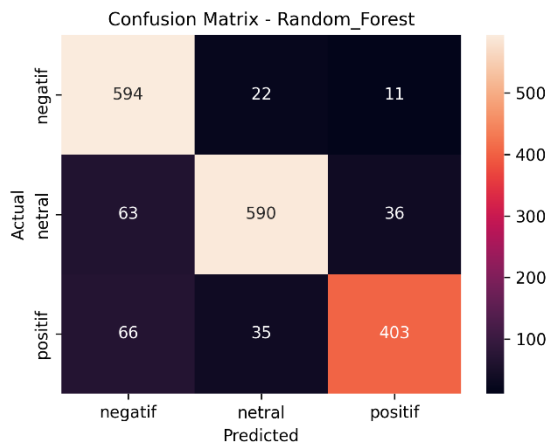
Evaluasi model dilakukan untuk mengukur kinerja algoritma klasifikasi dalam mengelompokkan data sentimen. Dataset dibagi menjadi data uji dan data pelatihan dengan rasio 80% data training dan 20% data testing. Confusion matrix pada model SVM menunjukkan bahwa model tersebut berkinerja cukup baik dalam mengklasifikasikan data dalam kelas positif sebanyak 361 true positif, 106 true netral, dan 37 true negatif. Kelas netral dengan hasil true netral sebanyak 549, true positif dan negatif masing-masing sebanyak 70. Sedangkan kelas negatif diklasifikasikan benar sebanyak 530, true positif sebanyak 31, dan true netral 66. Hasil confusion matrix model SVM ditunjukkan pada Gambar 4.



Gambar 4. Confusion Matrix SVM

b. Evaluasi Model Random Forest

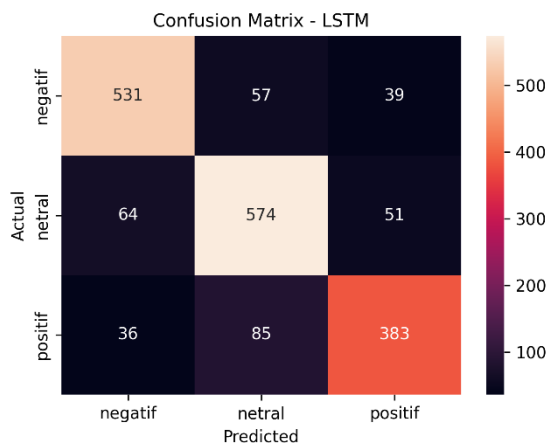
Confusion matrix pada model Random Forest menunjukkan bahwa model tersebut berkinerja sangat baik dalam mengklasifikasikan data sentimen. Data kelas positif diklasifikasi benar sebanyak 403, true netral sebanyak 35, dan true negatif sebanyak 66. Data kelas netral sebanyak 590 true netral, 36 true positif, dan 63 true negative. Sementara kelas negatif berhasil diklasifikasi benar sebanyak 594, true netral sebanyak 22 dan true positif 11. Hasil confusion matrix untuk model Random forest ditunjukkan pada Gambar 5.



Gambar 5. Confusion Matrix Random Forest

c. Evaluasi Model LSTM

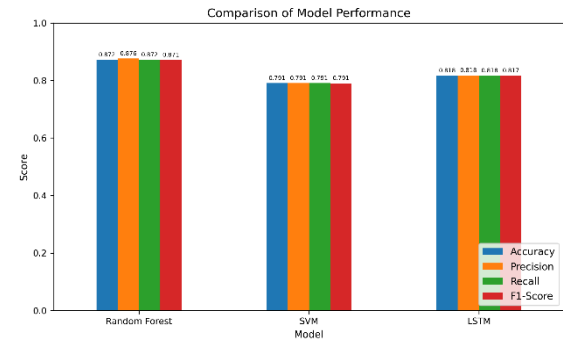
Confusion matrix pada model LSTM menunjukkan bahwa model tersebut berkinerja sangat baik dalam mengklasifikasikan data. Data kelas positif berhasil diklasifikasi sebagai true positif sebesar 383, true netral sebesar 85, dan true negatif sebesar 36. Kelas netral prediksi benar sebesar 574, true positif 51 dan true negatif 64. Sementara untuk kelas negatif diklasifikasikan benar sebanyak 531, true positif 39 dan 57 true netral. Hasil confusion matrix LSTM ditunjukkan pada Gambar 6.



Gambar 6. Confusion Matrix LSTM

d. Perbandingan Model

Hasil perbandingan model Support Vector Machine, Random Forest, dan LSTM ditunjukkan pada gambar 7. Mengingat karakteristik ketiga algoritma ini berbeda, validasi difokuskan pada kemampuan masing-masing model dalam menangani kompleksitas bahasa alami. Validasi dilakukan dengan membandingkan nilai Accuracy, Precision, Recall, dan F1-Score dari ketiga model.



Gambar 7. Perbandingan Performa Model

Berdasarkan hasil pengujian model SVM, Random Forest, dan LSTM dapat dilihat bahwa performa hasil klasifikasi tertinggi untuk analisis sentimen pada model Random Forest, dengan akurasi dan recall sebesar 87,2%, presisi 87,6%, serta F1-score sebesar 87,1%. Model LSTM memperoleh performa yang cukup tinggi dengan akurasi, presisi, dan recall sebesar 81,8% serta F1-score 81,7%. Sementara SVM memiliki performa yang rendah dibanding kedua model lainnya, namun performanya stabil untuk semua metrik akurasi, presisi, recall, F1-score sebesar 79,1%.

Performa Random Forest lebih unggul untuk klasifikasi dan penanganan data yang tidak seimbang. Random Forest terbukti lebih stabil terhadap variasi data dan lebih tahan terhadap *overfitting*, terutama ketika digunakan pada data dengan banyak fitur seperti teks. Performa LSTM juga cukup baik dalam mengklasifikasikan ulasan text berbahasa Indonesia. Kompleksitas arsitektur LSTM mampu menangkap dependensi temporal dalam teks dapat bekerja optimal dan efektif. Hasil ini menunjukkan bahwa model LSTM, dengan kemampuannya untuk menangkap pola ketergantungan temporal dalam data sentimen dan memberikan kinerja terbaik untuk klasifikasi sentimen dalam penelitian ini, terutama ketika menangani data yang tidak seimbang. Sementara SVM tetap relevan untuk menangani data teks berdimensi tinggi dan data tidak seimbang.

e. Visualisasi (Word Cloud)

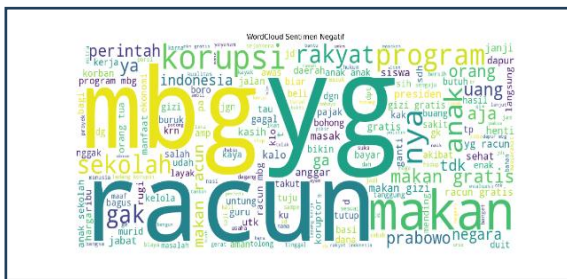
Tahap terakhir dari proses ini adalah visualisasi data. Visualisasi word cloud pada gambar menunjukkan distribusi kata-kata yang paling sering muncul di setiap kategori sentiment positif yang terkait dengan

ulasan program MBG. Word cloud sentimen positif didominasi dengan kata “sehat”, “gizi”, “baik”, kata-kata tersebut mengindikasikan bahwa program MBG dapat menyehatkan, baik, dan bergizi. Hasil word cloud untuk sentimen positif ditunjukkan pada Gambar 8.



Gambar 8. Word Cloud Sentimen Positif

Word cloud sentimen negatif menunjukkan dominasi kata “racun” dan “korupsi”. Kemunculan kata-kata tersebut merepresentasikan ekspresi kekhawatiran dan ketidakpercayaan sebagian pengguna media sosial terhadap program MBG. Perlu ditegaskan bahwa istilah tersebut merupakan bentuk persepsi dan opini subjektif masyarakat yang terekam dalam data komentar, bukan merupakan kesimpulan atau penilaian dari penulis. Hasil word cloud untuk sentimen negatif ditunjukkan pada Gambar 9.



Gambar 9. Word Cloud Sentimen Negatif

4. KESIMPULAN

Studi ini mengevaluasi efektivitas algoritma Random Forest, SVM, dan LSTM dalam mengklasifikasikan ulasan sentimen terkait program MBG pada platform X dan Youtube. Dataset Penelitian yang dikumpulkan sebanyak 9.097 ulasan berbahasa Indonesia terdiri dari 2520 positif, 3442 netral, dan 3135 negatif. Tahapan penelitian melalui pra-pemrosesan teks dan ekstraksi fitur TF-IDF, kemudian dibagi menjadi data pelatihan dan pengujian dengan rasio 80:20.

Random Forest menunjukkan kinerja yang unggul dan stabil, mencapai akurasi 87,2%, sedikit lebih tinggi daripada LSTM. Model LSTM memperoleh performa yang cukup tinggi dengan akurasi sebesar 81,8%. Sementara SVM memiliki performa yang rendah dibanding kedua model lainnya, dengan akurasi sebesar 79,1%. Random Forest lebih stabil dalam menghasilkan klasifikasi dan penanganan data yang tidak seimbang. Kompleksitas arsitektur LSTM mampu menangkap dependensi temporal dalam teks dapat bekerja optimal dan efektif.

Sementara SVM tetap relevan untuk menangani data teks berdimensi tinggi.

Ketiga algoritma masih menghadapi tantangan dalam mengklasifikasikan teks yang dipengaruhi oleh distribusi data yang tidak seimbang. Hasil Studi ini memberikan tinjauan komparatif dari tiga algoritma populer dalam analisis sentimen dan dapat digunakan sebagai referensi untuk memilih metode klasifikasi dalam ulasan berbahasa Indonesia. Penelitian ini menunjukkan pentingnya menangani dataset yang tidak seimbang secara efektif sambil mempertahankan performa model yang tinggi. Penelitian selanjutnya dapat mengeksplorasi teknik alternatif untuk mengatasi ketidakseimbangan kelas, seperti *ensemble learning*.

DAFTAR PUSTAKA

Alsaber, A. R., Pan, J., & Al-Hurban, A. (2021). Handling complex missing data using random forest approach for an air quality monitoring dataset: a case study of Kuwait environmental data (2012 to 2018). *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 18(3), 1333.

Dermawan, S., Ayunda, A. T., Informasi, S., Sains, F., & Pradita, U. (2025). Sentiment Analysis of Coretax on Social Media X Using Naive Bayes , SVM , and LSTM for Service Improvement. *Journal of Applied Informatics and Computing (JAIC)*, 9(6), 3177–3190.

Feldman, R., & Sanger, J. (2007). *The text mining handbook: advanced approaches in analyzing unstructured data*. Cambridge university press.

Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). *Deep Learning*. MIT Press.

Herniati, N., & Hamzanwadi Pancor Lombok Timur, I. (2025). Efektivitas Program Pemerintah MBG (Makan Bergizi Gratis) Terhadap Minat Belajar Anak Usia Dini. *Jurnal Pendidikan Aura*, 6(1), 1–11. <https://doi.org/10.37216/aura.v6i1.2484>

Hochreiter, S., & Schmidhuber, J. (1997). Long short-term memory. *Neural Computation*, 9(8), 1735–1780.

Indrajat, H., Maryanah, T., Marta, A., & others. (2025). Analysis of Public Opinion on Social Media X and YouTube on the Results of the 2024 Presidential Election. *Jurnal Terekam Jejak*, 3(2), 1–10.

Kurniawati, I., & Pardede, H. F. (2018). Hybrid Method of Information Gain and Particle Method of Information Gain and Particle Swarm Optimization for Selection of Features of SVM-Based Sentiment Analysis. *2018 International Conference on Information Technology Systems and Innovation, ICITSI 2018 - Proceedings*, 1–5. <https://doi.org/10.1109/ICITSI.2018.8695953>

- Makhtum, A. R., & Muhajir, M. (2023). SENTIMENT ANALYSIS OF OMNIBUS LAW USING SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM) WITH LINEAR KERNEL. *BAREKENG: Journal of Mathematics and Its Applications*, 17(4), 2197–2206.
<https://doi.org/https://doi.org/10.30598/barekengvol17iss4pp2197-2206>
- Mariska, I. V., Meiriza, A., & Lestarini, D. (2025). Comparison of Support Vector Machine and Random Forest Algorithms in Sentiment Analysis of the JMO Mobile Application. *Journal of Applied Informatics and Computing*, 9(5), 2533–2540.
- Medhat, W., Hassan, A., & Korashy, H. (2014). Sentiment analysis algorithms and applications: A survey. *Ain Shams Engineering Journal*, 5(4), 1093–1113.
- Mukarom et al., 2026. (2026). ANALISIS SENTIMEN BERBASIS ASPEK TERHADAP PROGRAM “MAKAN BERGIZI GRATIS (MBG)” DI TWITTER/X DENGAN PENDEKATAN EFEKTIVITAS DUNCAN. *Pediaqu: Jurnal Pendidikan Sosial Dan Humaniora*, 5(1), 18.
- Nugraha, A. F. (2022). Naïve Bayes dan Support Vector Machine Berbasis PSO untuk Seleksi Fitur pada Sentiment Analysis. *Innovation in Research of Informatics (INNOVATICS)*, 4(2), 56–61.
<https://doi.org/10.37058/innovatics.v4i2.5291>
- Nugroho, D. C., Agustina, A. D., Maulana, B., Darussalam, F., Lubis, B. O., Bina, U., Informatika, S., & Depok, K. (2025). PENERAPAN METODE SUPPORT VECTOR MACHINE UNTUK ANALISIS SENTIMEN PUBLIK PADA PROGRAM MAKAN BERGIZI GRATIS. *INFOTECH Journal*, 11(2), 474–479.
<https://doi.org/https://doi.org/10.31949/infotech.v11i2.16781>
- Nurwanda, N., Suarna, N., & Prihartono, W. (2024). Penerapan Nlp (Natural Language Processing) Dalam Analisis Sentimen Pengguna Telegram Di Playstore. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 8(2), 1841–1846.
- Pisner, D. A., & Schnyer, D. M. (2020). Support vector machine. In *Machine learning* (pp. 101–121). Elsevier.
- Rahman, M. Z., Sari, Y. A., & Yudistira, N. (2021). Analisis Sentimen Tweet COVID-19 menggunakan Word Embedding dan Metode Long Short-Term Memory (LSTM). *Jurnal Pengembangan Teknologi Informasi Dan Ilmu Komputer*, 5(11), 5120–5127.
- Rahmatullah, M. R. F., Andono, P. N., Soeleman, M. A., & others. (2025). Improving Random Forest Performance for Sentiment Analysis on Unbalanced Data Using SMOTE and BoW Integration: PLN Mobile Application Case Study. *Scientific Journal of Informatics*, 12(1), 1–10.
- Ramanda, M. D., Restiyan, R. D., & Irsyad, H. (2024). Analisis Sentimen Masyarakat terhadap Perilaku Lawan Arah yang diunggah pada Media Sosial Youtube Menggunakan Naïve Bayes. *BANDWIDTH: Journal of Informatics and Computer Engineering*, 2(2), 75–83.
- Schultz, L., Ruel-bergeron, J., & Ruel-bergeron, J. (2021). *Considerations for Monitoring School Health and Nutrition Programs*. 9(July).
<https://doi.org/10.3389/fpubh.2021.645711>
- Tamami, G., & Arifin, M. (2024). Penggunaan LSTM dalam Membangun Prediksi Penjualan untuk Aplikasi Laptop Lens. *JURNAL FASILKOM*, 14(2), 301–308.
- Tamami, G., Triyanto, W. A., & Muzid, S. (2025). Sentiment Analysis Mobile JKN Reviews Using SMOTE Based LSTM. *IJCCS (Indonesian Journal of Computing and Cybernetics Systems)*, 19(1), 13–24.
<https://doi.org/https://doi.org/10.22146/ijccs.101910>
- Tsaqif, M. A., & Maharani, W. (2025). Comparison of Random Forest and Decision Tree Methods for Emotion Classification based on Social Media Posts. *Building of Informatics, Technology and Science (BITS)*, 6(4), 2240–2248.
<https://doi.org/10.47065/bits.v6i4.6677>
- Utami, H. (2022). Analisis Sentimen dari Aplikasi Shopee Indonesia Menggunakan Metode Recurrent Neural Network. *Indonesian Journal of Applied Statistics*, 5(1), 31–38.
- Wayan, N., Juliandewi, I., Kusuma, A. S., Martina, K., Putri, D., & Gusti, I. (2024). Comparison of Naïve Bayes and Random Forest in Sentiment Analysis of State-Owned Banks Management by Danantara on X and YouTube. *Indonesian Journal of Data and Science*, 6(3), 527–537.
<https://doi.org/doi.org/10.56705/ijodas.v6i3.366>